



**ITS**  
Institut  
Teknologi  
Sepuluh Nopember

TUGAS AKHIR - TE091399

**ANALISA INDEKS KESEHATAN  
TRANSFORMATOR DAYA BERBASIS *NEURAL  
NETWORK* UNTUK MEREDUKSI JUMLAH TEST  
PADA TRAFO**

Gaffar Lutfi Sutaryono  
NRP 2209 100 015

Dosen Pembimbing  
Dr.Eng. I Made Yulistya Negara, ST., M.Sc.  
Dr. Dimas Anton Asfani, ST., MT.

JURUSAN TEKNIK ELEKTRO  
Fakultas Teknologi Industri  
Institut Teknologi Sepuluh Nopember  
Surabaya 2015



FINAL PROJECT - TE091399

***ANALYSIS OF A TRANSFORMER HEALTH INDEX  
BASED ON NEURAL NETWORK FOR REDUCING  
TRANSFORMER'S TOTAL TEST***

Gaffar Lutfi Sutaryono  
NRP 2209 100 015

Lecturer  
Dr.Eng. I Made Yulistya Negara, ST., M.Sc.  
Dr. Dimas Anton Asfani, ST., MT.

ELECTRICAL ENGINEERING DEPARTMENT  
Faculty of Industrial Technology  
Sepuluh Nopember Institute of Technology  
Surabaya 2015

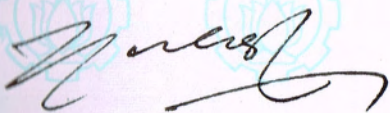
**ANALISA INDEKS KESEHATAN  
TRANSFORMATOR DAYA BERBASIS *NEURAL  
NETWORK* UNTUK MEREDUKSI JUMLAH TEST  
PADA TRAFO**

**TUGAS AKHIR**

**Diajukan Guna Memenuhi Sebagian Persyaratan  
Untuk Memperoleh Gelar Sarjana Teknik  
Pada  
Bidang Studi Teknik Sistem Tenaga  
Jurusan Teknik Elektro  
Institut Teknologi Sepuluh Nopember**

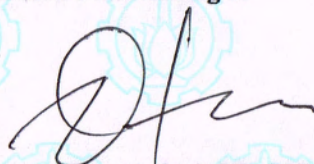
**Menyetujui:**

**Dosen Pembimbing I**



**Dr. Eng. I Made Yulistya N, ST., M.Sc.**  
**NIP. 197007121998021001**

**Dosen Pembimbing II**



**Dr. Dimas Anton Asfani, ST., MT.**  
**NIP. 198109052005011002**



# **ANALISA INDEKS KESEHATAN TRANSFORMATOR DAYA BERBASIS *NEURAL NETWORK* UNTUK MEREDUKSI JUMLAH TEST PADA TRAF0**

**Nama : Gaffar Lutfi Sutaryono**  
**Pembimbing I : Dr.Eng. I Made Yulistya Negara, ST., M.Sc.**  
**Pembimbing II : Dr. Dimas Anton Asfani, ST., MT.**

## **ABSTRAK**

Transformator daya merupakan salah satu peralatan listrik yang mempunyai peran sentral dan kritis pada sistem tenaga listrik. Untuk menghindari kegagalan pada transformator daya, dibutuhkan antisipasi dengan pemantauan dan pemeliharaan kondisi transformator. Penelitian ini menyajikan informasi mengenai diagnosis kondisi transformator berdasarkan metode Indeks Kesehatan Transformator dengan menggunakan *Neural Network*. Metode Indeks Kesehatan Transformator memberikan penilaian kondisi transformator secara komprehensif. Analisis gas-gas terlarut, minyak isolasi trafo, dan *furan* (kertas isolasi) dilakukan untuk membagi penilaian kondisi transformator daya menjadi beberapa kategori, sesuai dengan prediksi umur operasi transformator dan level penurunan kondisi komponen transformator. Target dari tugas akhir ini adalah mendesain sistem diagnosis berbasis *Neural Network* dengan input salah satu dari ketiga test yang dilakukan pada trafo. Diharapkan dengan hanya menggunakan satu dari tiga jenis test, maka proses diagnosis kondisi trafo menjadi lebih mudah dan murah.

**Kata Kunci :** Analisis, diagnosis, indeks kesehatan transformator, *neural network*, transformator daya.

*Halaman ini sengaja dikosongkan*

***ANALYSIS OF A TRANSFORMER HEALTH INDEX BASED ON  
NEURAL NETWORK FOR REDUCING TRANSFORMER'S TOTAL  
TEST***

**Name** : Gaffar Lutfi Sutaryono  
**1st Advisor** : Dr.Eng. I Made Yulistya Negara, ST., M.Sc.  
**2nd Advisor** : Dr. Dimas Anton Asfani, ST., MT.

**ABSTRACT**

Power transformer is one of the electrical appliances that have a central and critical role in power system. To avoid failure in the power transformer, it takes anticipation with transformer condition monitoring and maintenance. This study presents information on the diagnosis of the condition of the transformer using Transformer Health Index method by based on Neural Network. Transformer Health Index Method provides a comprehensive transformer's condition assessment. This method divides the power transformer condition assessment into several categories, according to the prediction of the operating life of the transformer and the level of deterioration of transformer components. Analysis of dissolved gases, transformer insulating oil, and furans (paper insulation) was conducted to determine the type of failure that occurred in the transformer. The results of this analysis are operating life prediction, the type of the possibility of failure, and action recommendations for next transformer maintenance. The target of this final project is to design a neural network-based diagnosis system with the input one of the three tests conducted on the transformer. Using only one of three types of test, the diagnosis of the condition of the transformer is expected to become easier and cheaper.

**Keyword** : Analysis, diagnosis, Health Index Transformer, *neural network*, power transformer.

*Halaman ini sengaja dikosongkan*

## KATA PENGANTAR

*Alhamdulillah* Robbil 'Alamin, puja dan puji syukur kehadiran Allah SWT atas limpahan rahmat dan karunia yang tidak terkira berupa kekuatan, kesabaran, dan kelancaran sehingga penulis dapat menyelesaikan tugas akhir ini. Adapun tujuan dari penyusunan tugas akhir ini adalah untuk menyelesaikan salah satu persyaratan mendapatkan gelar sarjana teknik pada bidang studi Teknik Sistem Tenaga, Jurusan Teknik Elektro, Fakultas Teknologi Industri, Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya.

Dalam kesempatan ini penulis ingin mengucapkan terima kasih kepada pihak-pihak yang banyak berjasa terutama dalam penyusunan tugas akhir ini, yaitu :

1. Bapak Dr. Eng. I Made Yulistya Negara, ST., M.Sc. dan Bapak Dr. Dimas Anton Asfani ST., MT. selaku dosen pembimbing yang telah banyak dan dengan sabar memberi saran serta bimbingannya.
2. Segenap keluarga, terutama Ayah, Ibu serta Kakak tercinta yang selalu memberikan dukungan, semangat, dan doa untuk keberhasilan penulis.
3. Istri tercinta yang selalu memberikan motivasi terbesar.
4. Seluruh rekan Laboratorium Tegangan Tinggi atas dukungan, semangat, bantuan, kebersamaan, dan kerjasama selama ini.
5. Seluruh rekan E-49 atas kebersamaan dan kerjasamanya selama ini, khususnya untuk segenap golongan jurasik.
6. Seluruh keluarga besar Teknik Elektro ITS, para dosen, karyawan, mahasiswa, serta rekan-rekan HIMATEKTRO atas dukungan, masukan, dan kerjasamanya selama masa kuliah dan proses pengerjaan tugas akhir.

Tak ada gading yang tak retak. Besar harapan penulis agar tugas akhir ini dapat memberikan manfaat dan masukan bagi banyak pihak. Oleh karena itu penulis mengharapkan kritik, koreksi, dan saran dari pembaca yang bersifat membangun untuk pengembangan ke arah yang lebih baik.

Surabaya, Januari 2015

Penulis



# DAFTAR ISI

Halaman

<b>HALAMAN JUDUL</b>	
<b>PERNYATAAN KEASLIAN TUGAS AKHIR</b>	
<b>HALAMAN PENGESAHAN</b>	
<b>ABSTRAK .....</b>	<b>i</b>
<b>ABSTRACT .....</b>	<b>iii</b>
<b>KATA PENGANTAR.....</b>	<b>v</b>
<b>DAFTAR ISI.....</b>	<b>vi</b>
<b>DAFTAR GAMBAR.....</b>	<b>viii</b>
<b>DAFTAR TABEL .....</b>	<b>xiii</b>
 <b>BAB I PENDAHULUAN.....</b>	 <b>1</b>
1.1 Latar Belakang .....	1
 <b>BAB II TRANSFORMATOR DAYA DAN METODE ANALISIS</b>	
<b>TRANSFORMATOR DAYA .....</b>	<b>5</b>
2.1 Transformator Daya.....	5
2.1.1 Pengertian Trafo .....	5
2.1.2 Spesifikasi Trafo.....	6
2.2 Parameter Uji Transformator Daya .....	6
2.2.1 Gas Terlarut.....	7
2.2.1.1 Proses Terjadinya Gas.....	7
2.2.2 Minyak Isolasi Trafo .....	8
2.2.2.1 <i>Breakdown Voltage</i> .....	9
2.2.2.2 <i>Interfacial Tension</i> .....	9
2.2.2.3 <i>Acid</i> .....	10
2.2.2.4 <i>Water Content</i> .....	10
2.2.3 <i>Furan</i> .....	11
2.3 Indeks Kesehatan Transformator.....	12
2.3.1 Pengertian Indeks Kesehatan Transformator.....	12
2.3.2 Perhitungan Indeks Kesehatan Transformator.....	12
2.4 <i>Artificial Neural Network</i> .....	13
2.4.1 Algoritma Backpropagation .....	15
2.4.2 Fungsi Aktivasi .....	17
2.4.3 Training Levenberg-Marquardt Backpropagation .....	19

2.5 Correlation Analysis.....	19
2.6 Mean Squared Error.....	21
<b>BAB III PERANCANGAN SISTEM DIAGNOSIS</b>	
<b>TRANSFORMATOR DAYA.....</b>	<b>23</b>
3.1 Karakteristik Data Transformator Daya .....	23
3.2 Perhitungan Indeks Kesehatan Transformator.....	26
3.2.1 Perhitungan DGA.....	28
3.2.2 Perhitungan Minyak Isolasi Trafo.....	30
3.2.3 Perhitungan <i>Furan</i> .....	32
3.2.4 Perhitungan Indeks Kesehatan Trafo Total .....	33
3.3 Desain Simulasi <i>Artificial Neural Network</i> .....	34
3.3.1 Menentukan Jumlah Input dengan Metode Correlation Analysis .....	34
3.3.1.1 Parameter Input DGA .....	34
3.3.1.2 Parameter Input Minyak Isolasi .....	35
3.3.2 Menentukan Jumlah Neuron Hidden Layer .....	35
<b>BAB IV ANALISIS DAN DIAGNOSIS TRANSFORMATOR</b>	
<b>DAYA.....</b>	<b>39</b>
4.1 Hasil Indeks Kesehatan Transformator .....	39
4.2 Hasil <i>Artificial Neural Network</i> .....	41
4.2.1 Pengujian Neural Network DGA .....	41
4.2.2 Pengujian Neural Network Minyak Isolasi .....	43
<b>BAB V PENUTUP.....</b>	<b>47</b>
5.1 Kesimpulan.....	47
5.2 Saran.....	48
<b>DAFTAR PUSTAKA .....</b>	<b>49</b>
<b>LAMPIRAN.....</b>	<b>51</b>
<b>RIWAYAT PENULIS.....</b>	<b>55</b>

## DAFTAR TABEL

	Halaman
<b>Tabel 2.1</b> Kapasitas Transformator Daya Tegangan Tinggi.....	4
<b>Tabel 2.2</b> Batasan Minyak Transformator Yang Sudah Digunakan. ..	7
<b>Tabel 2.3</b> Estimasi Umur Kertas Berdasarkan Konsentrasi <i>Furan</i> .....	9
<b>Tabel 2.4</b> Penilaian Setiap Parameter.....	12
<b>Tabel 2.5</b> Penilaian Skor Indeks Kesehatan Transformator .....	12
<b>Tabel 2.6</b> Penilaian Akhir Indeks Kesehatan Transformator .....	13
<b>Tabel 2.7</b> Penentuan Kriteria Korelasi .....	19
<b>Tabel 3.1</b> Jumlah <i>Sample</i> Pengujian Trafo Per Tahun .....	21
<b>Tabel 3.2</b> Jumlah <i>Sample</i> Trafo Berdasarkan Kapasitas. ....	23
<b>Tabel 3.3</b> Data-Data Hasil Pengujian Trafo. ....	26
<b>Tabel 3.4</b> Konsentrasi Gas Terlarut Untuk Penilaian DGA. ....	27
<b>Tabel 3.5</b> Penilaian Minyak Isolasi Trafo. ....	29
<b>Tabel 3.6</b> Penilaian <i>Furan</i> .....	31
<b>Tabel 3.7</b> Korelasi Input DGA dengan nilai Indeks Kesehatan Trafo...33	
<b>Tabel 3.8</b> Korelasi Input Minyak Trafo dengan nilai Indeks Kesehatan Trafo.....	34
<b>Tabel 3.9</b> Nilai MSE dengan berbagai jumlah kombinasi hidden layer untuk masukan DGA. ....	35
<b>Tabel 3.10</b> Nilai MSE dengan berbagai jumlah kombinasi hidden layer untuk masukan Minyak Trafo. ....	35
<b>Tabel 3.11</b> Spesifikasi Neural Network untuk Parameter DGA.....	37
<b>Tabel 3.12</b> Spesifikasi Neural Network untuk Parameter Minyak Isolasi.....	37
<b>Tabel 4.1</b> Hasil Penilaian Indeks Kesehatan Transformator. ....	39
<b>Tabel 4.2</b> Rincian Hasil Indeks Kesehatan Transformator.....	40

*Halaman ini sengaja dikosongkan*

## DAFTAR GAMBAR

	Halaman
<b>Gambar 2.1</b> Transformator Daya Tegangan Tinggi .....	3
<b>Gambar 2.2</b> Kesetimbangan <i>thermal</i> tekanan parsial <i>halstead</i> sebagai fungsi temperatur. ....	6
<b>Gambar 2.3</b> Minyak Isolasi Transformator Daya. ....	7
<b>Gambar 2.4</b> Jaringan <i>neuron</i> sederhana. ....	14
<b>Gambar 2.5</b> Fungsi aktivasi <i>sigmoid logistic</i> . ....	18
<b>Gambar 2.5</b> Fungsi aktivasi <i>sigmoid tangent</i> . ....	18
<b>Gambar 2.5</b> Fungsi aktivasi linier.....	18
<b>Gambar 3.1</b> Peta Persebaran Jumlah Data Uji Trafo Per Tahun. ....	22
<b>Gambar 3.2</b> Tahap-tahap Proses Penilaian Indeks Kesehatan Trafo .....	25
<b>Gambar 3.3</b> Perhitungan DGA Untuk Indeks Kesehatan Trafo. ....	28
<b>Gambar 3.4</b> Perhitungan Minyak Untuk Indeks Kesehatan Trafo. ..	30
<b>Gambar 3.5</b> Diagram Algoritma ANN Backpropagation.....	36
<b>Gambar 3.6</b> Arsitektur Neural Network untuk Parameter DGA. ....	33
<b>Gambar 3.7</b> Arsitektur Neural Network untuk Parameter Minyak Isolasi. ....	34
<b>Gambar 4.1</b> Hasil Training 295 data untuk parameter input DGA. .	41
<b>Gambar 4.2</b> Hasil testing 73 data untuk parameter input DGA. ....	42
<b>Gambar 4.3</b> Hasil Training 295 data untuk parameter input Minyak Isolasi. ....	43
<b>Gambar 4.4</b> Hasil testing 73 data untuk parameter input Minyak Isolasi. ....	44

*Halaman ini sengaja dikosongkan*

## BAB I PENDAHULUAN

### 1.1 Latar Belakang

Transformator daya merupakan salah satu peralatan listrik yang mempunyai peran sentral dan kritis pada sistem tenaga listrik. Apabila terjadi kerusakan pada transformator, maka sistem penyaluran tenaga listrik dapat terputus dan mengakibatkan kerugian yang besar. Untuk mengantisipasi kerusakan diperlukan pemantauan dan pemeliharaan kondisi transformator yang baik dan benar.

Kondisi kesehatan transformator dipengaruhi oleh beberapa faktor, diantaranya adalah faktor kimia, elektrik, dan mekanik. Kondisi ini menunjukkan bahwa kondisi kesehatan transformator harus di evaluasi secara komprehensif. Keanekaragaman parameter kondisi transformator dan pengujian yang ada memunculkan penilaian tersendiri sesuai dengan jenis pengujian yang dilakukan. Sehingga memunculkan tingkat kesimpulan atau pemahaman yang berbeda terhadap kondisi menyeluruh kesehatan transformator.

Metoda indeks kesehatan menawarkan penilaian kondisi transformator secara komprehensif. Metoda ini melakukan pendekatan ilmiah secara objektif dan kuantitatif. Selain itu metoda ini juga menggabungkan pengamatan dari obeservasi operasi, inspeksi lapangan, dan pengujian laboratorium. Salah satu tantangannya adalah bagaimana menerjemahkan data hasil pengukuran pengujian dengan tingkat kepentingan dan keberpengaruhannya terhadap kondisi kesehatan transformator. Di dalam literatur, beberapa studi pembelajaran metoda indeks kesehatan merujuk kepada standar industri dan penilaian pakar [1].

Pengujian pada Transformator Daya untuk mengetahui indeks kesehatan trafo adalah dengan metoda *Dissolved Gas Analysis*, Minyak Isolasi Trafo, dan Furan. Ada pun target dari penelitian ini adalah mendesain sistem diagnosis berbasis *Artificial Neural Network* dengan input salah satu dari ketiga test yang dilakukan pada trafo.

Kondisi kesehatan transformator yang dipengaruhi oleh faktor kimia, elektrik, dan mekanik menyebabkan keanekaragaman penilaian tersendiri sesuai dengan jenis pengujian yang dilakukan. Sehingga memunculkan tingkat kesimpulan atau pemahaman yang berbeda terhadap kondisi menyeluruh kesehatan transformator.

Diagnosis kondisi transformator menggunakan metoda *Artificial Neural Network* dengan berdasarkan data salah satu metoda perhitungan indeks kesehatan trafo, diharapkan mampu memberikan jawaban atas kondisi kesehatan transformator secara menyeluruh.

Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui dan menentukan kondisi kesehatan transformator menggunakan metoda indeks kesehatan berbasis *Artificial Neural Network* dengan hanya menggunakan satu dari ketiga test yang dilakukan pada trafo.

## **1.2 Sistematika Penulisan Laporan**

Sistematika penulisan laporan adalah urutan tata tulis laporan penelitian. Dalam Tugas Akhir ini sistematika penulisan laporan terdiri atas lima bab dengan uraian sebagai berikut :

### **BAB 1 PENDAHULUAN**

Membahas mengenai latar belakang kenapa tema ini yang diangkat, permasalahan yang diangkat, tujuan penelitian yang diinginkan, sistematika penulisan laporan, metodologi penelitian serta relevansi pembahasan.

### **BAB 2 TEORI PENUNJANG**

Membahas mengenai dasar teori yang menunjang seperti pengertian transformator daya, spesifikasi transformator daya tegangan tinggi, parameter uji transformator daya, metode Indeks Kesehatan Transformator, metode *Artificial Neural Network*, *Correlation Analysis*, *Mean Squared Error*, dan *Positive Predictive Value*.

### **BAB 3 PERANCANGAN SISTEM**

Membahas mengenai karakteristik data uji transformator daya yang digunakan, perhitungan metode Indeks Kesehatan, dan desain simulasi menggunakan matlab berbasis *Artificial Neural Network*, dan perhitungan nilai PPV..



## BAB 4 HASIL ANALISIS DAN DIAGNOSIS

Membahas mengenai hasil penilaian Indeks Kesehatan Transformator berbasis *Probabilistic Neural Network*.

## BAB 5 PENUTUP

Membahas mengenai kesimpulan dan saran yang diperoleh dari hasil penelitian.

*Halaman ini sengaja dikosongkan*

## **BAB II**

### **TRANSFORMATOR DAYA DAN METODE ANALISIS TRANSFORMATOR DAYA**

#### **2.1 Transformator Daya**

Teori-teori penunjang yang dibahas mengenai transformator daya pada bagian ini adalah tentang pengertian transformator daya, spesifikasi transformator daya tegangan tinggi, parameter uji transformator daya, dan metode analisis transformator daya.

##### **2.1.1 Pengertian Transformator Daya**

Transformator daya adalah suatu peralatan tenaga listrik yang berfungsi untuk menyalurkan tenaga listrik dari tegangan tinggi ke tegangan rendah atau sebaliknya.

Transformator dapat dibedakan berdasarkan tegangan operasinya menjadi transformator 500/150 kV dan 150/70 kV, atau biasa disebut IBT (*Interbus Transformator*). Titik netral transformator ditanahkan sesuai dengan kebutuhan sistem pengaman atau proteksi. Sebagai contoh, transformator 150/70 kV ditanahkan secara langsung di sisi netral 150 kV dan transformator 70/20 kV ditanahkan dengan tahanan rendah atau tahanan tinggi atau langsung di sisi netral 20 kV nya. Menurut fungsi pemakaiannya, jenis-jenis transformator dapat dibagi menjadi transformator pembangkit, transformator gardu induk, dan transformator distribusi. Gambar mengenai transformator daya tegangan tinggi tampak pada Gambar 2.1.



**Gambar 2.1** Transformator Daya Tegangan Tinggi

### 2.1.2 Spesifikasi Transformator Daya [11]

Spesifikasi transformator daya tegangan tinggi menurut standar PLN 61 : 1997 adalah transformator dengan tegangan primer lebih dari 20 kV. Adapun transformator daya tegangan tinggi yang biasa digunakan di Indonesia adalah transformator dengan tegangan primer 66 kV, 150 kV, 275 kV dan tegangan ekstra tinggi 500 kV. Kapasitas daya terendah dalam kategori transformator ini adalah 5 MVA dan tertinggi adalah 500 MVA. Hubungan antara kapasitas daya (MVA) dan tegangan (kV) transformator tegangan tinggi disebutkan dalam Tabel 2.1.

**Tabel 2.1** Kapasitas Transformator Daya Tegangan Tinggi [11]

Tegangan Pengenal Trafo (kV)	Sisi Primer (kV)	Sisi Sekunder (kV)	Kapasitas Daya (MVA)
66/20	66	20	5
			6,3
			10
			16
			20
			30
150/20	150	20	10
			20
			30
			60
150/66	150	66	30
			60
			100
500/150	500	150	500

## 2.2 Parameter Uji Transformator

Parameter suatu transformator bisa didapat dari suatu pengujian transformator. Pengujian transformator ini beranekaragam dan memiliki tujuan masing-masing sesuai dengan kebutuhan. Pada penelitian kali ini parameter uji transformator yang akan dibahas adalah hanya parameter yang digunakan dalam penilaian metode Indeks Kesehatan Transformator. Secara umum ada tiga jenis parameter uji transformator yaitu gas terlarut, minyak isolasi trafo, dan *furan*.

### 2.2.1 Gas Terlarut [12]

Ketika transformator beroperasi, transformator akan mengalami pembentukan beberapa gas. Gas-gas ini merupakan gas hidrokarbon yang mempunyai pengaruh terhadap gangguan internal transformator jika telah melewati batas maksimum. Gas yang dihasilkan ini dapat ditemukan dalam minyak isolasi yang terlarut, dalam gas di atas minyak, atau dalam perangkat pengumpulan gas.

Gas yang muncul adalah seperti gas hidrogen ( $H_2$ ), metana ( $CH_4$ ), etana ( $C_2H_4$ ), etilen ( $C_2H_6$ ), asetilen ( $C_2H_2$ ), karbon dioksida ( $CO_2$ ), karbon monoksida ( $CO$ ).

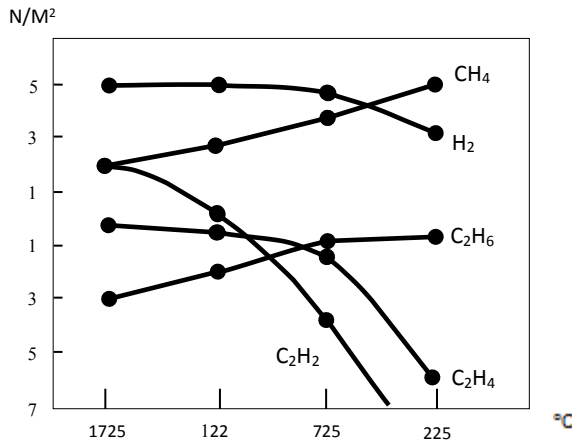
#### 2.2.1.1 Proses Terjadinya Gas Dalam Transformator [12]

Penyebab utama dari pembentukan gas dalam transformator adalah gangguan *thermal* dan elektrik. Rugi-rugi konduktor saat pembebanan pun, akan menghasilkan gas. Gas dapat juga diproduksi dari dekomposisi minyak dan isolasi yang mengarah ke *arc temperature*. Secara umum dekomposisi gas terbentuk oleh penembakan ion.

Pada dekomposisi minyak, ikatan karbon-hidrogen dan karbon-karbon lepas dan membentuk atom hidrogen aktif dan fragmen-fragmen hidrokarbon. Radikal bebas tersebut dapat bergabung satu dengan yang lain. Penggabungan tersebut membentuk molekul hidrogen ( $H_2$ ), metana ( $CH_4$ ), etana ( $C_2H_6$ ), dan lainnya, atau dapat juga menjadi gas baru. Dekomposisi lanjutan dan proses penyusunan ulang mengarah pada pembentukan seperti etilen ( $C_2H_4$ ) dan asetilen ( $C_2H_2$ ).

Proses dekomposisi tergantung pada keberadaan masing-masing hidrokarbon dalam distribusi energi dan suhu di area gangguan dan pada selang waktu dimana minyak berada dalam keadaan jenuh secara *thermal* atau elektrik. Pemodelan termodinamika memungkinkan perhitungan tekanan parsial dari setiap gas sebagai fungsi temperatur, dengan menggunakan konstanta kesetimbangan untuk reaksi dekomposisi yang relevan.

Dari hasil pemodelan termodinamika atau pada Gambar 2.2, jumlah hidrogen ( $H_2$ ) yang terbentuk relatif tinggi dan tidak sensitif terhadap suhu. Pembentukan asetilen ( $C_2H_2$ ) menjadi cukup besar hanya pada suhu mendekati  $1000^\circ C$ . Pembentukan gas metana ( $CH_4$ ), etana ( $C_2H_6$ ), dan etilen ( $C_2H_4$ ) mempunyai suatu ketergantungan yang berbeda terhadap suhu di dalam model ini. Pemodelan termodinamika mempunyai batasan, ini mengasumsikan ideal tapi tidak ada keseimbangan isothermal di wilayah gangguan.



**Gambar 2.2** Kestimbangan *thermal* tekanan parsial *halstead* sebagai fungsi temperatur [12]

### 2.2.2 Minyak Isolasi Trafo

Minyak transformator berfungsi sebagai isolator, pendingin, dan, pelindung. Isolator yaitu mengisolasi kumparan di dalam transformator supaya tidak terjadi loncatan bunga api. Pendingin yaitu mengambil panas yang ditimbulkan sewaktu transformator berbeban lalu melepaskannya. Pelindung yaitu menghalangi komponen-komponen di dalam transformator terhadap korosi dan oksidasi [10]. Contoh minyak isolasi transformator daya ditunjukkan pada Gambar 2.3.

Untuk menilai kualitas minyak transformator parameter yang dilihat dari tes fisik, elektrik, dan kimia. *Interfacial tension* mewakili tes fisik. *Breakdown voltage* mewakili tes elektrik. *Acid* dan *water content* mewakili tes kimia [13]. Untuk batasan-batasan standar maksimum dan minimum level kondisi minyak merujuk pada standar IEEE C57.106-2006 atau terlihat pada Tabel 2.2.



**Gambar 2.3** Minyak Isolasi Transformator Daya

**Tabel 2.2** Batasan Minyak Transformator Yang Sudah Digunakan

Jenis Tes	Kelas Tegangan		
	$\leq 69$ kV	69-230 kV	$> 230$ kV
Tegangan Tembus ASTM D1816 kV minimum			
1 mm gap	23	28	30
2 mm gap	40	47	50
Tegangan Antar Muka ASTM D971 Dyne/cm minimum	25	30	32
Keasamaan ASTM D974 mg KOH/ gm maksimum	0.2	0.15	0.10
Kelembaban ASTM D1533 ppm maksimum	35	25	20

#### 2.2.2.1 Breakdown Voltage [13]

*Breakdown voltage* (BDV) atau tegangan tembus adalah pengukuran dari kemampuan tegangan untuk menahan tekanan tanpa kegagalan. Nilai tegangan tembus ini terjadi karena kerusakan antara dua buah elektroda.

Tes ini berfungsi untuk menunjukkan adanya kontaminan elektrik konduktif dalam minyak, seperti air, kotoran, atau selulosa yang lembab.

Nilai tegangan tembus yang tinggi tidak menunjukkan adanya semua kontaminan. Semakin tinggi nilai BDV maka akan semakin bagus kualitas minyaknya.

Metode untuk mengukur tegangan tembus minyak isolasi transformator daya adalah ASTM D1816. Standar ini direkomendasikan untuk pengujian minyak pada transformator baru atau pada transformator yang sudah beroperasi. Metode ini menggunakan elektroda yang berbentuk bola. Sampel minyak beredar terus menerus dalam sel uji selama pengujian. Jarak celah gap adalah 1 mm dan 2 mm.

#### **2.2.2.2 Interfacial Tension [13]**

*Interfacial tension* (IFT) atau tegangan antar muka adalah tes yang meliputi pengukuran dari tegangan permukaan minyak sampel terhadap air destilasi. Istilah lainnya adalah pengukuran kekuatan tarik antara kedua molekul cairan. Tes ini merupakan sarana yang sangat baik untuk mendeteksi kontaminan polar larut dalam minyak dan produk oksidasi dalam isolasi minyak.

Nilai dari IFT adalah gaya (*dynes*) yang dibutuhkan untuk menarik seutas cincin kawat kecil sejauh 1 sentimeter melewati permukaan minyak/air. *Dyne* adalah salah satu satuan gaya yang bernilai sekitar 0,000002247 pound.

Transformator akan terkontaminasi oleh bermacam-macam partikel kecil hasil reaksi oksidasi dari minyak dan kertas isolasi. Partikel tersebut semakin meluas di sekitar permukaan minyak dimana dapat melemahkan tegangan permukaan antara dua cairan tersebut atau menurunkan nilai IFT. Jika minyak sudah terkontaminasi maka akan muncul endapan. Jika tidak diganti atau dimurnikan, endapan dapat menempel pada belitan, isolasi, permukaan pendingin, dan lain-lain yang menyebabkan masalah pada pendinginan dan muatan. Hal ini dapat memperpendek usia transformator.

#### **2.2.2.3 Acid [13]**

*Acid* atau keasamaan adalah ukuran dari komponen asam pada minyak. Keasaman dapat terjadi pada proses pemurnian minyak baru. Sedangkan pada minyak yang sedang digunakan, keasamaan muncul dari proses oksidasi di dalam minyak. Hasil oksidasi membentuk partikel-partikel endapan yang menyebar di dalam transformator. Zat asam menyerang logam yang ada didalam transformator dan membentuk endapan yang lebih kuat. Zat asam juga menyerang kertas selulosa dan



mempercepat degradasi isolasi. Jumlah keasamaan dapat digunakan sebagai panduan untuk menentukan kapan minyak harus dimurnikan atau diganti.

#### 2.2.2.4 *Water Content* [14]

*Water content* atau kelembaban sangat berbahaya bagi isolasi transformator. Setiap hasil tes DGA dan pengujian ganda harus diperiksa dengan hati-hati untuk melihat apakah kadar air meningkat. Setiap kali kelembaban tersebut meningkat dua kali lipat dalam transformator, umur isolasi dapat berkurang satu-setengah kali.

#### 2.2.3 *Furan* [14]

*Furan* adalah senyawa organik yang terbentuk karena penurunan nilai minyak isolasi, panas berlebih, dan oksidasi asam. Kerusakan yang disebabkan oleh kelembaban ditambah dengan oksigen mempercepat penghancuran isolasi dan membentuk senyawa *furan*. Kandungan *furan* pada minyak sangat menentukan sisa usia dari kertas isolasi. Estimasi umur kertas isolasi berdasarkan jumlah konsentrasi *furan* yang ada di dalam minyak isolasi ditampilkan pada Tabel 2.3.

**Tabel 2.3** Estimasi Umur Kertas Berdasarkan Konsentrasi *Furan*

2 FAL saat 55°C (ppb)	Estimasi Umur Kertas (%)	Keterangan
58	100	Penuaan Kertas Normal
130	90	
292	79	
654	66	Percepatan Penuaan Kertas
1464	50	
1720	46	
2021	42	
2374	38	Zona Waspada : Penuaan Kertas Tidak Normal
2789	33	
3277	29	
3851	24	Resiko Kerusakan Kertas Tinggi
4524	19	
5315	13	Akhir Umur Kertas Isolasi
6245	7	
7337	0	

### 2.3. Indeks Kesehatan Transformator [1]

Indeks Kesehatan Transformator merupakan salah satu metode penilaian sebuah aset atau peralatan. Penjelasan lebih rinci mengenai pengertian dan perhitungan Indeks Kesehatan akan dibahas pada sub bab 2.3.1 dan 2.3.2.

#### 2.3.1. Pengertian Indeks Kesehatan Transformator [1]

Indeks Kesehatan Transformator adalah jumlah hasil perkalian antara nilai bobot parameter kondisi trafo dengan nilai faktor indeks kesehatan trafo, dibagi dengan jumlah empat kali nilai bobot parameter kondisi trafo. Nilai bobot parameter kondisi trafo adalah bobot angka untuk masing-masing parameter kondisi trafo berdasarkan faktor keberpengaruhannya. Faktor indeks kesehatan trafo adalah nilai perhitungan dari masing-masing parameter kondisi trafo.

Metode ini menggabungkan hasil pengamatan operasi, inspeksi lapangan, serta pengujian lapangan atau laboratorium menjadi sebuah indeks objektif dan kuantitatif. Hasilnya menggambarkan kondisi kesehatan keseluruhan dari sebuah transformator. Selain itu, hasil Indeks Kesehatan Transformator berbeda dari hasil uji pemeliharaan atau diagnosis berbasis kondisi, yang menekankan pada pencarian kerusakan dan ketidakefisienan yang membutuhkan perbaikan untuk menjaga agar trafo tetap beroperasi dalam selang waktu tertentu. Dalam literature beberapa studi, pembelajaran metode Indeks Kesehatan Transformator merujuk kepada standar internasional, standar industri, dan penilaian pakar. Standar internasional yang dapat dirujuk adalah IEEE, IEC, *Dornenburg*, dan *Bureau of Reclamation*.

Tujuan penilaian Indeks Kesehatan Transformator adalah mengukur kondisi peralatan berdasarkan berbagai kriteria kondisi yang terkait dengan faktor-faktor degradasi jangka panjang yang secara kumulatif mengakibatkan akhir masa usia operasi transformator.

#### 2.3.2. Perhitungan Indeks Kesehatan Transformator [1]

Dalam menghitung nilai di Indeks Kesehatan Transformator dapat digunakan perhitungan dengan prinsip sebagai berikut :

1. Penilaian atau pemberian skor "Kerusakan" dikonversi ke skor kesehatan dalam rentang **kondisi kesehatan sempurna** sampai **kondisi yang sangat buruk** untuk setiap parameter.

2. Pemberian bobot penting diberikan untuk setiap faktor dalam rentang **penting menengah** sampai **penting sangat tinggi** untuk setiap parameter.
3. Indeks Kesehatan Transformator secara umum dirumuskan dengan menghitung kemungkinan skor maksimum, yaitu menjumlahkan kelipatan langkah 1 dan 2 untuk setiap parameter.
4. Indeks Kesehatan Transformator diterjemahkan sebagai skor maksimum 100 berdasarkan hal yang dapat diterima atau jumlah minimum kriteria kondisi yang tersedia.
5. Faktor dominan diterjemahkan sebagai skor maksimum 100.

Dalam menghitung nilai Indeks Kesehatan Transformator, nilai setiap parameter dicari berdasarkan batas standar internasional yang dipakai dan rumus 2.1. Setiap nilai parameter yang telah didapat kemudian dijumlahkan semua untuk mendapat nilai akhir Indeks Kesehatan. Adapun parameter-parameternya adalah gas terlarut dalam *DGA (Dissolved Gas Analysis)*, minyak isolasi trafo (*BDV, Water Content, Acid, IFT*), dan *furane*. Untuk mencari nilai setiap parameter digunakan rumus :

$$\frac{\sum_{i=1}^n Si \times Wi}{\sum_{i=1}^n Wi} \quad (2.1)$$

Jumlah parameter yang digunakan dalam Indeks Kesehatan dinyatakan oleh  $n$ . Penilaian skor sebuah parameter dinyatakan dalam  $Si$ . Nilai sebuah  $Si$  dapat berupa 1, 2, 3, 4, 5, dan 6. Setiap parameter selain memiliki skor penilaian ( $Si$ ), memiliki juga faktor bobot ( $Wi$ ). Nilai  $Wi$  dapat berupa 1, 2, 3, dan 5 tergantung faktor keberpengaruhannya dalam suatu parameter. Pemberian skor ( $Si$ ) dan faktor bobot ( $Wi$ ) ini sudah ditentukan dalam metode Indeks Kesehatan Trafo, sesuai dengan batasan dalam standar internasional (IEEE). Penilaian setiap parameter akan menghasilkan sebuah nilai A, B, C, D, E seperti pada Tabel 2.4.

**Tabel 2.4** Penilaian Setiap Parameter [1]

Nilai	Kondisi	Deskripsi
A	Bagus	$< 1,2$
B	Normal	$1,2 \leq x < 1,5$
C	Waspada	$1,5 \leq x < 2$
D	Jelek	$2 \leq x < 3$
E	Sangat Jelek	$\geq 3$

Sedangkan untuk mencari nilai akhir Indeks Kesehatan adalah dengan menggunakan rumus dibawah ini :

$$\frac{\sum_{j=1}^n K_j \times HIF_j}{\sum_{j=1}^n 4K_j} \times 100\% \quad (2.2)$$

Perhitungan Indeks Kesehatan Transformator akhir adalah perkalian antara faktor indeks kesehatan trafo (*HIFj*) dengan bobot setiap parameter (*Kj*) dibagi dengan skor maksimum kondisi, kemudian dikalikan seratus. Dalam menentukan *HIFj*, nilai hasil penilaian setiap akan dikonversi menjadi angka 4 sampai 0. Nilai A berarti 4, B berarti 3, C berarti 2, D berarti 1 dan E berarti 0. Rincian nilai *HIFj* dan *Kj* untuk setiap parameter pengujian transformator ditunjukkan pada Tabel 2.5.

**Tabel 2.5** Penilaian Skor Indeks Kesehatan Transformator [1]

No.	Parameter Transformator	Kj	Nilai Kondisi	HIFj
1	DGA	10	A,B,C,D,E	4,3,2,1,0
2	Minyak	8	A,B,C,D,E	4,3,2,1,0
3	<i>Furan</i>	5	A,B,C,D,E	4,3,2,1,0

Hasil perhitungan akhir ini akan membagi nilai ke dalam indeks angka dari 0 sampai dengan 100. Kondisi nilai 0 menunjukkan transformator dalam degradasi sempurna dan nilai 100 menunjukkan

kondisi sehat sempurna. Hal ini ditunjukkan seperti pada Tabel 2.6 yang menjelaskan mengenai penilaian akhir transformator menurut metode Indeks Kesehatan Transformator.

**Tabel 2.6** Penilaian Akhir Indeks Kesehatan Transformator [1]

Indeks Kesehatan	Kondisi	Deskripsi	Prediksi Umur Transformator
85,01-100	Sangat Bagus	Penurunan kondisi dari komponen terbatas	Lebih dari 15 Tahun
70,01-85	Bagus	Penurunan kondisi yang signifikan dari beberapa komponen	Lebih dari 10 Tahun
50,01-70	Cukup	Penurunan kondisi yang menyebar atau serius pada komponen-komponen spesifik	Sampai 10 Tahun
30,01-50	Jelek	Penurunan kondisi serius dan menyebar pada komponen-komponen spesifik	Kurang dari 3 Tahun
0-30	Sangat Jelek	Penurunan kondisi serius dan menyebar lebih luas pada komponen-komponen spesifik	0 Tahun

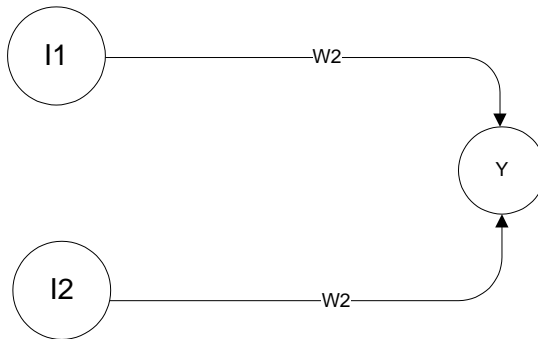
## 2.4 Artificial Neural Network

ANN adalah sebuah metode yang meniru cara kerja dari sebuah otak. Metode ini biasanya digunakan untuk menggantikan model matematik dengan menggunakan beberapa jaringan yang saling berkomunikasi antar elemen pemroses. ANN bekerja mirip otak, proses – proses pada ANN adalah proses *training* untuk mendapatkan sebuah nilai konstanta, kemudian nilai ini akan ditemukan sebuah pola yang jika dicoba menggunakan data lain, maka hasil dari percobaan tersebut akan membentuk hasil yang mirip dengan target yang diinginkan. Proses akhir dari ANN adalah memutuskan data yang diuji cobakan termasuk kelas atau pola tertentu. ANN yang telah dan sedang dikembangkan

merupakan pemodelan matematika dari jaringan syaraf, berdasarkan asumsi. Karakteristik ANN secara umum adalah [17].

- Arsitektur, atau pola hubungan antar *neuron*.
- Pelatihan / pembelajaran.
- Fungsi aktivasi.

Pengertian *neuron* adalah sebuah titik untuk memproses informasi dengan elemen yang sederhana. Sinyal yang melewati antar *neuron* adalah jaringan *neuron*. Pada setiap jaringan *neuron* terdapat sebuah konstanta yang disebut pemberat (*weight*). Setiap informasi atau nilai input yang menuju lapisan *neuron* berikutnya akan dikalikan dengan nilai konstanta *weight* ini. *Neuron* akan mengerjakan sebuah fungsi aktivasi untuk mendapatkan sebuah keluaran dari jaringan yang telah dibentuk. Berikut ini adalah proses nilai input dikalikan dengan nilai pemberat (*weight*).



**Gambar 2.4** Jaringan *neuron* sederhana

Pada gambar 2.4, nilai Y menerima masukan dari *neuron* I1 dan I2, dimana pada jaringan *neuron* tersebut juga terdapat nilai W1 dan W2. Nilai masukan dari Y adalah penjumlahan dari hasil kali antara I1 dan W2, I2 dan W2. Jika dibentuk dalam persamaan, maka persamaannya adalah

$$Y_{in} = \sum_{i=1}^n I_i W_i \quad (2.3)$$

Pada pembentukan jaringan dibutuhkan fungsi aktivasi, fungsi aktivasi dari masukan jaringan Y adalah  $f(Y_{in})$ , berbentuk :

$$f(Y_{in}) = \frac{1}{1 + \exp(-Y_{in})} \quad (2.4)$$

### 2.4.1 Algoritma *Backpropagation*

Pada algoritma *backpropagation*, vektor *input* dan vektor *target* digunakan untuk melatih ANN sampai ANN dapat mengaproksimasi sebuah deret data. *Error* / selisih yang terjadi antara *target* dengan data yang sebenarnya, dipropagasikan / ditransmisikan kembali ke dalam network melalui *hidden layer* menuju ke *neuron input*. *Weights* kemudian akan dihitung kembali dan masing-masing *neuron* akan mentransmisikan kembali sinyal ke *hidden layer* dan *neuron output* untuk kemudian akan dihitung kembali *error* / selisih antara *target* dengan data sebenarnya. Proses ini diulang terus menerus sampai *error* yang terjadi berada dalam *range* yang ditentukan di awal (Demuth, 2009, p. 22).

Menurut Siang (2005), algoritma *backpropagation* meliputi tiga fase. Fase pertama adalah fase maju. Pola *input* dihitung maju mulai dari *input layer* hingga *output layer* menggunakan fungsi aktivasi yang ditentukan. Fase kedua adalah fase mundur. Selisih antara *output* dengan *target* adalah *error* yang terjadi. *Error* tersebut dipropagasikan mundur, mulai dari *output layer*, *hidden layer*, sampai ke *input layer*. Fase ketiga adalah modifikasi *weights* untuk menurunkan *error* yang terjadi.

Secara rinci, algoritma pembelajaran dapat diuraikan sebagai berikut :

Langkah 1            Inisialisasi pembobot dengan nilai random

#### ***Feed forward***

Langkah ke 2        Masing-masing unit masukan ( $x_i, i=1 \dots n$ )

Menerima sinyal masukan  $x_i$  dan meneruskannya ke semua unit pada *layer* di atasnya (unit *hidden*)

Langkah ke 3        Masing-masing unit *hidden* ( $z_j, j=1 \dots p$ ) menjumlahkan sinyal masukan yang telah dikalikan dengan pembobotnya,

$$z_{in_j} = v_{oj} + \sum_{i=1}^n x_i v_{ij} \quad (2.5)$$

Sinyal keluaran didapat dengan menerapkan fungsi aktivasi

$$z_j = f(z_{in_j}) \quad (2.6)$$

Sinyal keluaran didapat dengan menerapkan fungsi aktivasi, dan kemudian meneruskannya ke semua unit pada *layer* di atasnya (unit keluaran)

Langkah ke 4 Masing-masing unit keluaran ( $Y_k$ ,  $k=1 \dots m$ ) menjumlahkan sinyal masukan yang telah dikalikan dengan pembobotnya,

$$y_{in_k} = w_{ok} + \sum_{j=1}^p z_j w_{jk} \quad (2.7)$$

Sinyal keluarannya didapat dengan menerapkan fungsi aktivasi

**Error dari backpropagation**

Langkah ke 5 Masing-masing unit keluaran ( $y_k$ ,  $k=1 \dots m$ ) menerima *pattern* target dan membandingkannya dengan *pattern* training masukan, kemudian menghitung *error* informasi

$$\delta_k = (t_k - y_k) f'(y_{in_k}) \quad (2.8)$$

Menghitung factor koreksi pembobot (yang digunakan untuk mengupdate pembobot  $w_{jk}$ ).

$$\Delta w_{jk} = \alpha \delta_k z_j \quad (2.9)$$

Menghitung factor koreksi bias (yang digunakan untuk mengupdate pembobot  $w_{0k}$ ),

$$\Delta w_{0k} = \alpha \delta_k \quad (2.10)$$

dan mengirimkan  $\delta_k$  ke unit-unit pada *layer* dibawahnya.

Langkah ke 6 Masing-masing unit *hidden* ( $z_j$ ,  $j=1 \dots p$ ) menjumlahkan masukan-masukan *delta* (dari unit-unit pada *layer* di atasnya)

$$\delta_{in_j} = \sum_{k=1}^m \delta_k w_{jk} \quad (2.11)$$

Dan mengalikan dengan turunan pertama dari fungsi aktivasi, untuk menghitung informasi *error*

$$\delta_j = \delta_{in_j} f'(z_{in_j}) \quad (2.12)$$

Menghitung faktor koreksi pembobot (yang digunakan untuk meng-update pembobot  $v_{ij}$ ),

$$\Delta v_{ij} = \alpha \delta_j x_i \quad (2.13)$$

Dan menghitung faktor koreksi bias (yang digunakan untuk meng-update pembobot  $v_{oj}$ )



$$\Delta v_{oj} = \alpha \delta_j \quad (2.14)$$

Update pembobot dan bias

Langkah ke 7. Masing-masing unit keluaran ( $y_k, k=1 \dots m$ ) meng-update bias dan pembobot ( $j=0 \dots p$ ):

$$w_{jk} \text{ (baru)} = w_{jk} \text{ (lama)} + \Delta w_{jk} \quad (2.15)$$

Masing-masing unit *hidden* ( $Z_j, j=1 \dots p$ ) meng-update bias dan pembobot ( $i=0 \dots n$ ):

$$v_{jk} \text{ (baru)} = v_{jk} \text{ (lama)} + \Delta v_{jk} \quad (2.16)$$

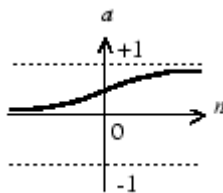
Langkah ke 8. Iterasi berhenti

## 2.4.2 Fungsi Aktivasi

Fungsi aktivasi digunakan untuk menentukan keluaran / *output* suatu *neuron*. Parameter fungsi aktivasi adalah kombinasi linier antara *input* dan *weights*. Dalam *backpropagation*, fungsi aktivasi yang dipakai harus memenuhi beberapa syarat, yaitu kontinu, terdiferensial dengan mudah, dan merupakan fungsi yang tidak turun (Siang, 2005).

Menurut Buwana (2006, p.19), fungsi aktivasi pada ANN digunakan untuk memformulasikan *output* dari setiap *neuron*. Pada ANN, terdapat tiga jenis fungsi aktivasi, yakni fungsi aktivasi sigmoid *logistic*, fungsi aktivasi sigmoid *tangent*, dan fungsi aktivasi linier.

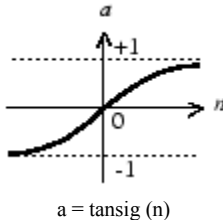
Fungsi aktivasi sigmoid *logistic* memetakan nilai *input* antara 0 dan +1. Nilai yang ditransmisikan / diaktivasi ke *neuron* lain berada pada jangkauan 0 dan +1. Grafik fungsi sigmoid *logistic* dapat dilihat pada Gambar 2.5.



$$a = \text{logsig}(n)$$

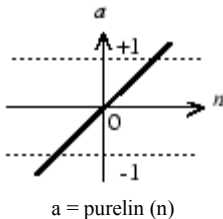
**Gambar 2.5** Fungsi aktivasi *sigmoid logistic*

Fungsi aktivasi sigmoid *tangent* memetakan nilai *input* antara +1 dan -1. Nilai yang ditransmisikan / diaktivasi ke *neuron* lain berada pada jangkauan +1 dan -1. Grafik fungsi aktivasi sigmoid *logistic* dapat dilihat pada Gambar 2.6.



**Gambar 2.6** Fungsi aktivasi *sigmoid tangent*

Fungsi aktivasi linier meneruskan nilai *input* ke *neuron* lain dengan tanpa perubahan nilai aktivasi. Grafik fungsi aktivasi linier dapat dilihat pada Gambar 2.7.



**Gambar 2.7** Fungsi aktivasi linier

### 2.4.3 Training *Levenberg-Marquardt Backpropagation*

Algoritma ini didesain untuk meningkatkan kinerja *training*, tanpa perlu melakukan perhitungan turunan kedua dari perubahan *error*-nya. Algoritma ini menggunakan pendekatan (aproksimasi) untuk menghitung turunan kedua perubahan *error*-nya.

## 2.5 Correlation Analysis

Analisis Korelasi Sederhana digunakan untuk mengukur kekuatan hubungan 2 Variabel dan juga untuk dapat mengetahui bentuk hubungan antara 2 Variabel tersebut dengan hasil yang sifatnya kuantitatif. Kekuatan hubungan antara 2 variabel yang dimaksud disini adalah apakah hubungan tersebut ERAT, LEMAH, ataupun TIDAK

ERAT sedangkan bentuk hubungannya adalah apakah bentuk korelasinya Linear Positif ataupun Linear Negatif.

Kekuatan Hubungan antara 2 Variabel biasanya disebut dengan Koefisien Korelasi dan dilambangkan dengan symbol “r”. Nilai Koefisien r akan selalu berada di antara -1 sampai +1.

$$r = \frac{n\sum xy - (\sum x)(\sum y)}{\sqrt{\{n\sum x^2 - (\sum x)^2\}\{n\sum y^2 - (\sum y)^2\}}}$$

Dimana :

n = Banyaknya Pasangan data X dan Y

$\sum x$  = Total Jumlah dari Variabel X

$\sum y$  = Total Jumlah dari Variabel Y

$\sum x^2$  = Kuadrat dari Total Jumlah Variabel X

$\sum y^2$  = Kuadrat dari Total Jumlah Variabel Y

$\sum xy$  = Hasil Perkalian dari Total Jumlah Variabel X dan Variabel Y

**Tabel 2.7** Penentuan Kriteria Korelasi

<b>r</b>	<b>Kriteria Hubungan</b>
0	Tidak ada Korelasi
0 – 0.5	Korelasi Lemah
0.5 – 0.8	Korelasi sedang
0.8 – 1	Korelasi Kuat / erat
1	Korelasi Sempurna

## 2.6 Mean Squared Error

The Mean Squared Error (MSE) adalah metode lain untuk mengevaluasi metode peramalan. Masing-masing kesalahan atau sisa dikuadratkan. Kemudian dijumlahkan dan dibagi dengan jumlah observasi. Pendekatan ini mengatur kesalahan peramalan yang besar karena kesalahan-kesalahan itu dikuadratkan. Suatu teknik yang menghasilkan kesalahan moderat mungkin lebih baik untuk salah satu yang memiliki kesalahan kecil tapi kadang-kadang menghasilkan sesuatu yang sangat besar. Berikut ini rumus untuk menghitung MSE :

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (Y_t - \hat{Y}_t)^2$$

### ***2.7 Positive Predictive Value***

Positive Predictive Value (PPV) merepresentasikan nilai kasus yang terdeteksi dengan benar. Nilai ini ditunjukkan dalam persen (%) sebagai hasil dari perbandingan angka yang benar dan penjumlahan dari angka yang salah dan benar. Nilai ini didapatkan dengan menggunakan persamaan berikut:

$$PPV = \frac{TP}{TP + FP} 100\%$$

### **BAB III**

## **PERANCANGAN SISTEM DIAGNOSIS TRANSFORMATOR DAYA**

### **3.1 Karakteristik Data Transformator Daya**

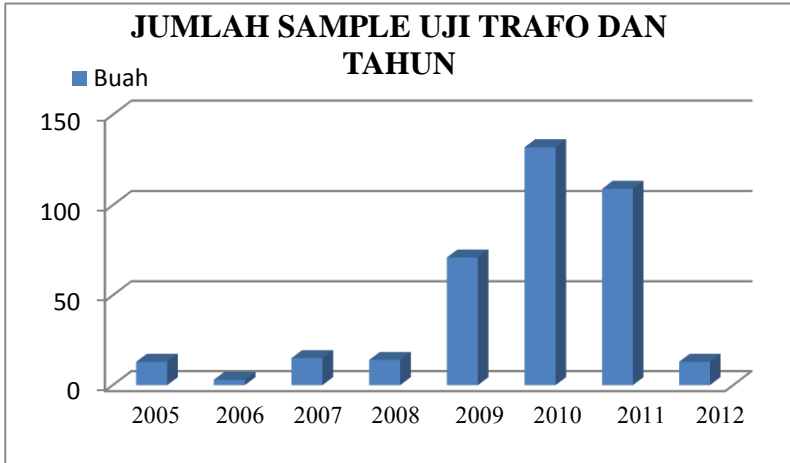
Data-data *sample* pengujian transformator daya berasal dari PT.PLN-PUSLITBANG (Perusahaan Listrik Negara - Pusat Penelitian dan Pengembangan Ketenagalistrikan) dan PJB UP (Pembangkitan Jawa - Bali Unit Pembangkit) Gresik. Berdasarkan data yang didapat, terdapat tiga data *sample* pengujian rutin yang dilakukan terhadap trafo, yakni pengujian gas terlarut, pengujian minyak trafo, dan pengujian *fur*an (isolasi kertas).

*Sample* pengujian dilakukan pada rentang waktu tahun 2005 – 2012 kepada 294 buah transformator daya gardu induk di provinsi Sumatera, dan 245 buah transformator daya di Gresik. Sedangkan jumlah *sample* pengujian yang dipakai setelah di seleksi adalah sebanyak 368 buah, dengan rincian 275 buah transformator daya di Sumatera dan 93 transformator daya di Gresik. Selanjutnya diklasifikasikan bahwa data yang dipakai hanya transformator daya tegangan tinggi pada gardu induk.

**Tabel 3.1** Jumlah *Sample* Pengujian Trafo Per Tahun

Tahun	Jumlah Data
2005	13 buah
2006	3 buah
2007	15 buah
2008	14 buah
2009	71 buah
2010	132 buah
2011	109 buah
2012	13 buah
Total	368 Buah

Sedangkan jika digambarkan dalam bentuk grafik maka akan tampak seperti berikut :



**Gambar 3.1** Peta Persebaran Jumlah Data Uji Trafo Per Tahun

Transformator daya berada pada 7 wilayah di provinsi Sumatera yakni Aceh, Bengkulu, Medan, Padang, Pekanbaru, Palembang, Tanjung Karang dan 1 wilayah di Provinsi Jawa Timur yakni Gresik. Jenis kapasitas transformator daya ini pun berbeda-beda sesuai dengan kebutuhan di lapangan. Terdapat 20 tipe kapasitas transformator daya berdasarkan kapasitas daya (MVA) dan tegangan (kV). Spesifikasi transformator daya berada pada spesifikasi trafo tegangan tinggi, atau pada *range* tegangan primer 150 – 66 (kV). Hal ini dapat dilihat pada Tabel 3.2.

**Tabel 3.2** Jumlah *Sample* Trafo Berdasarkan Kapasitas

No	Tegangan Primer (KV)	Tegangan Sekunder (KV)	Daya (MVA)	Jumlah (Buah)
1	512,5	15,75	250	13
2	512,5	10,5	246	8
3	512,5	10,5	153,75	13
4	157,5	15,75	165,24	7
5	157,5	10,5	153,75	7
6	154	4,16	20	7
7	154	4,16	13	7
8	153,9	11	27	17
9	150	77	20	2
10	150	70	100	7
11	150	70	60	4
12	150	22	30	3
13	150	20	60	42
14	150	20	50	2
15	150	20	42	6
16	150	20	31,5	4
17	150	20	30	111
18	150	20	20	47
19	150	20	15	2
20	150	20	10	16
21	150	6,3	30	21
22	70	20	60	3
23	70	20	50	1
24	70	20	30	5
25	70	20	15	2
26	70	20	10	4
27	69	11,5	15	5
28	66	20	15	2
Jumlah Total Trafo				368

### 3.2 Perhitungan Indeks Kesehatan Transformator

Pada bagian ini dijelaskan langkah-langkah dari perancangan penilaian transformator berdasarkan metode Indeks Kesehatan Transformator. Tahap-tahap yang dikerjakan sesuai dengan diagram alir Gambar 3.2 atau sebagai berikut :

Langkah 1 :

Memilih standar penilaian, yang digunakan adalah standar IEEE, yaitu IEEE Standard C57.104-2008 mengenai “*IEEE Guide for the Interpretation of Gases Generated in Oil-Immersed Transformer*” dan IEEE Standard C57.106-2006 mengenai “*IEEE Guide for Acceptance and Maintenance of Insulating Oil in Equipment.*”

Langkah 2 :

Memilih dan memasukkan data-data pengujian yang tersedia, untuk diberikan penilaian.

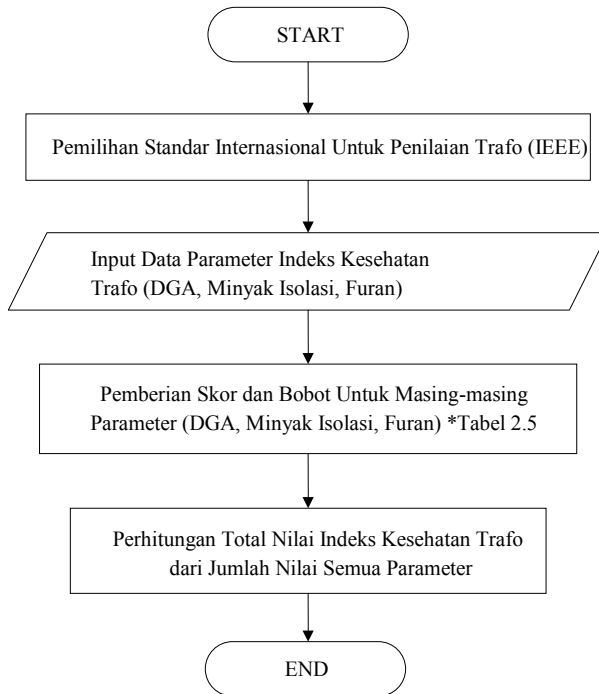
Langkah 3 :

Pemberian skor atau nilai pada setiap parameter uji yakni DGA, minyak dan *furan* dengan rumus 2.1 pada bab 2.

Langkah 4 :

Perhitungan total nilai Indeks Kesehatan Transformator yaitu menjumlahkan setiap nilai parameter uji menggunakan rumus 2.2 pada bab 2.





**Gambar 3.2** Tahap-tahap Proses Penilaian Indeks Kesehatan Trafo

Contoh Kasus 1 :

Pada tanggal 19 Maret 2005 dilakukan sebuah pengujian rutin terhadap 3 buah parameter kondisi transformator daya 157,5/10,5 KV, 153,75 MVA di Unit Main GT 1.1/1.2 PJB UP Gresik. Data terlampir sebagai berikut :

**Tabel 3.3** Data-Data Hasil Pengujian Trafo

No	Jenis Data	Konsentrasi
1.	Gas Terlarut	
	Hidrogen	1 ppm
	Metana	167 ppm
	Karbon Monoksida	0 ppm
	Karbon Dioksida	2397 ppm
	Etana	7 ppm
	Etilen	3 ppm
	Asetilen	0 ppm
2.	Minyak	
	<i>Breakdown Voltage</i> (BDV)	93 KV
	<i>Water Content</i>	8 ppm
	<i>Acid</i>	0,01 MgKOH/gm
	<i>Interfacial Tension</i> (IFT)	42,8 dyne/cm
3.	<i>Furan</i>	
	2 FAL/2 Furfural	0 ppb

### 3.2.1 Perhitungan DGA

Perhitungan DGA merujuk pada Tabel 3.6. Maka nilai kondisi DGA dengan data dari contoh kasus 1 adalah sebagai berikut :

Hidrogen	= 1 ppm	= Skor 1.
Metana	= 167 ppm	= Skor 3.
Karbon Monoksida	= 0 ppm	= Skor 1.
Karbon Dioksida	= 2397 ppm	= Skor 1.
Etana	= 7 ppm	= Skor 1.
Etilen	= 3 ppm	= Skor 1.
Asetilen	= 0 ppm	= Skor 1.

Lalu nilai skor ini dimasukkan ke dalam rumus 2.1 :

$$\frac{\sum_{i=1}^n Si \times Wi}{\sum_{i=1}^n Wi}$$

Dan dengan nilai bobot (Wi) merujuk Tabel 3.6, sehingga S-DGA :

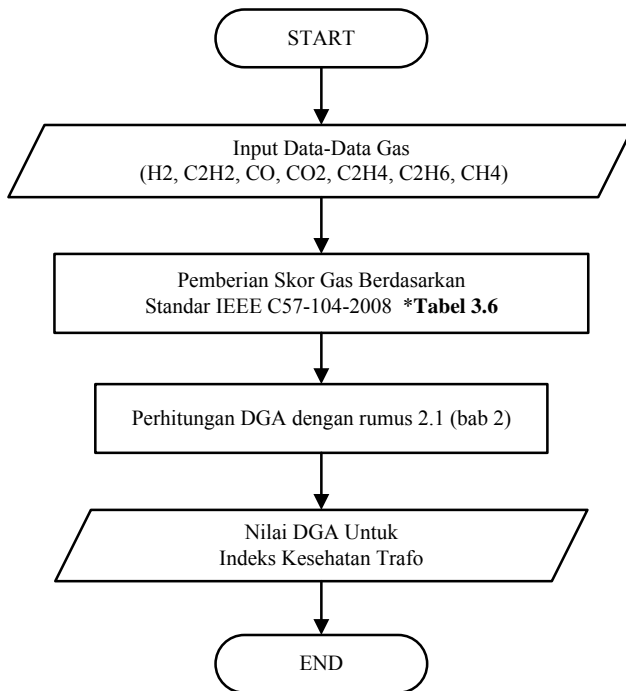
$$\begin{aligned}
 &= \frac{(H_2 \times 2) + (CH_4 \times 3) + (C_2H_6 \times 3) + (C_2H_4 \times 3) + (CO \times 1) + (CO_2 \times 1) + (C_2H_2 \times 5)}{2 + 3 + 3 + 3 + 1 + 1 + 5} \\
 &= \frac{(1 \times 2) + (3 \times 3) + (1 \times 3) + (1 \times 3) + (1 \times 1) + (1 \times 1) + (1 \times 5)}{2 + 3 + 3 + 3 + 1 + 1 + 5} \\
 &= 1,33333
 \end{aligned}$$

Maka dengan merujuk Tabel 2.4, nilai **S-DGA = 1,3333 = B (Normal)**.

**Tabel 3.4** Konsentrasi Gas Terlarut Untuk Penilaian DGA [6]

Gas	Skor (Si)						Bobot (Wi)
	1	2	3	4	5	6	
Hidrogen	≤ 100	100-200	200-300	300-500	500-700	>700	2
Metana	≤ 75	75-125	125-200	200-400	400-600	>600	3
Etana	≤ 65	65-80	80-100	100-120	120-150	>150	3
Etilen	≤ 50	50-80	80-100	100-150	150-200	>200	3
Asetilen	≤ 3	3-7	7-35	35-50	50-80	>80	5
Karbon Monoksida	≤ 350	350-700	700-900	900-1100	1100-1400	>1400	1
Karbon Dioksida	≤ 2500	2500-3000	3000-4000	4000-5000	5000-7000	>7000	1

Diagram alir perhitungan nilai DGA ditunjukkan pada Gambar 3.3.



**Gambar 3.3** Perhitungan DGA Untuk Indeks Kesehatan Trafo

### 3.2.2 Perhitungan Minyak Isolasi Trafo

Perhitungan nilai minyak isolasi trafo tidak jauh berbeda dengan perhitungan DGA, hanya standar referensinya yang diubah menjadi Standar IEEE C57.106-2006. Didapat data minyak dari contoh kasus 1, maka penilaiannya berdasarkan Tabel 3.7 adalah :

*Breakdown voltage* = 93 kV = Skor 1.  
*Water content* = 8 ppm = Skor 1.  
*Acid* = 0,01 MgKOH/gm = Skor 1.  
*Interfacial tension* = 42,8 dyne/cm = Skor 1.

Maka S-Minyak dengan rumus 2.1 dan nilai (Wi) pada Tabel 3.7 adalah:

$$= \frac{(BDV \times 3) + (water\ content \times 4) + (acid \times 1) + (IFT \times 2)}{3 + 4 + 1 + 2}$$

$$= \frac{(1 \times 3) + (1 \times 4) + (1 \times 1) + (1 \times 2)}{3 + 4 + 1 + 2}$$

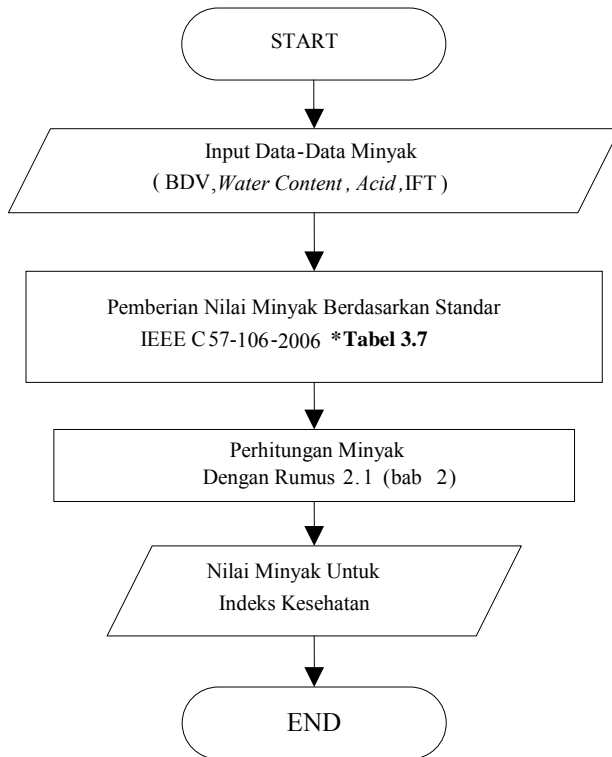
$$= 1$$

Maka dengan merujuk Tabel 2.4 nilai **S-Minyak = 1= A (Bagus)**.

**Tabel 3.5** Penilaian Minyak Isolasi Trafo [1]

Tipe	Deskripsi	Kondisi	Skor (Si)	Bobot (Wi)
	(69 kV - 230 kV)			
<i>Breakdown Voltage</i> (kV)	$\geq 52$	Bagus	1	3
	47-52	Normal	2	
	35-47	Waspada	3	
	$\leq 35$	Sangat Jelek	4	
<i>Water Content</i> (ppm)	$\leq 20$	Bagus	1	4
	20-25	Normal	2	
	25-30	Waspada	3	
	$\geq 30$	Sangat Jelek	4	
<i>Acid</i> (mgKOH/gm )	$\leq 0,04$	Bagus	1	1
	0,04-0,1	Normal	2	
	0,1-0,15	Waspada	3	
	$\geq 0,15$	Sangat Jelek	4	
<i>Interfacial Tension</i> (dyne/cm)	$\geq 30$	Bagus	1	2
	23-30	Normal	2	
	18-23	Waspada	3	
	$\leq 18$	Sangat Jelek	4	

Adapun diagram alir perhitungan minyak isolasi trafo adalah :



**Gambar 3.4** Perhitungan Minyak Untuk Indeks Kesehatan Trafo

### 3.2.3 Perhitungan *Furan*

Perhitungan nilai *furan* merujuk pada Tabel 3.8. Berdasarkan data *furan* dari contoh kasus 1, maka penilaiannya adalah :

2 FAL = 10 ppm = Nilai A.

Maka nilai **S-Furan = A (Bagus)**.

**Tabel 3.6** Penilaian *furan* [1]

2FAL (ppb)	Nilai	Kondisi
0 – 100	A	Bagus
100 - 250	B	Normal
250 – 500	C	Waspada
500 – 1000	D	Jelek
> 1000	E	Sangat Jelek

### 3.2.4 Perhitungan Indeks Kesehatan Trafo Total

Untuk mencari nilai total dari semua parameter adalah dengan menggunakan rumus 2.2 di bab 2 dan Tabel 2.5 :

$$\frac{\sum_{j=1}^n K_j \times HIF_j}{\sum_{j=1}^n 4K_j} \times 100\%$$

Sehingga nilai total Indeks Kesehatan Transformator adalah :

$$= \frac{(DGA \times 10) + (Minyak \times 6) + (Furan \times 5)}{4 \times (10 + 6 + 5)} \times 100\%$$

$$= \frac{(3 \times 10) + (4 \times 6) + (4 \times 5)}{4 \times (10 + 6 + 5)} \times 100 \%$$

$$= 88,095$$

Maka nilai total Indeks Kesehatan transformator daya Unit Main GT 1.1/1.2 PJB UP Gresik adalah = Sangat Bagus, dengan penurunan kondisi dari komponen terbatas. Selain itu diprediksi umur operasi transformator daya ini adalah bertahan lebih dari 15 tahun merujuk kepada Tabel 2.6.

**3.3 Desain Simulasi *Artificial Neural Network***

Setelah hasil penilaian transformator daya menurut Indeks Kesehatan Transformator diketahui, maka tahap selanjutnya adalah tahap analisis menggunakan *Artificial Neural Network*. Pada tahap ini dirancang sebuah *Artificial Neural Network* untuk mengklasifikasikan nilai indeks kesehatan yang didapat berdasarkan nilai masing-masing parameter penilaian Indeks Kesehatan Trafo.

**3.3.1 Menentukan Jumlah Input dengan Metode Correlation Analysis**

**3.3.1.1 Parameter Input DGA**

Metode perhitungan Indeks Kesehatan Trafo dengan inputan DGA memiliki 7 unit masukan, yaitu Hidrogen, Metana, Karbon Monoksida, Karbon Dioksida, Etana, Etilen, dan Asetilen. Selanjutnya dilakukan Analisis Korelasi antara ketujuh unit masukan DGA terhadap output nilai Indeks Kesehatan Trafo.

**Tabel 3.7** Korelasi Input DGA dengan nilai Indeks Kesehatan Trafo

KORELASI INPUT DGA DENGAN INDEKS KESEHATAN TRAF0		Hidrogen	Metana	Karbon Monoksida	Karbon Dioksida	Etana	Etilen	Asetilen	Indeks Kesehatan Trafo
Indeks Kesehatan Trafo	Pearson Correlation	-0.13	-0.27	-0.421	-0.465	-0.515	-0.228	-0.124	1
	Sig. (2- tailed)	.012	.000	.000	.000	.000	.000	.018	

Dari hasil analisis tersebut didapatkan bahwa masukan Metana, Karbon Monoksida, Karbon Dioksida, Etana, dan Etilen berkorelasi signifikan dengan nilai Indeks Kesehatan Trafo. Kemudian diambil 4 masukan yang memiliki nilai Pearson Correlation mendekati 1 atau -1, yaitu Metana, Karbon Monoksida, Karbon Dioksida, dan Etana.



### 3.3.1.2 Parameter Input Minyak Isolasi

Metode perhitungan Indeks Kesehatan Trafo dengan inputan Oil memiliki 4 unit masukan, yaitu Breakdown Voltage, Water Content, Acid, dan Interfacial Tension. Selanjutnya dilakukan Analisis Korelasi antara keempat unit masukan Oil terhadap output nilai Indeks Kesehatan Trafo.

Tabel 3.8 Korelasi Input Minyak Isolasi dengan nilai Indeks Kesehatan Trafo

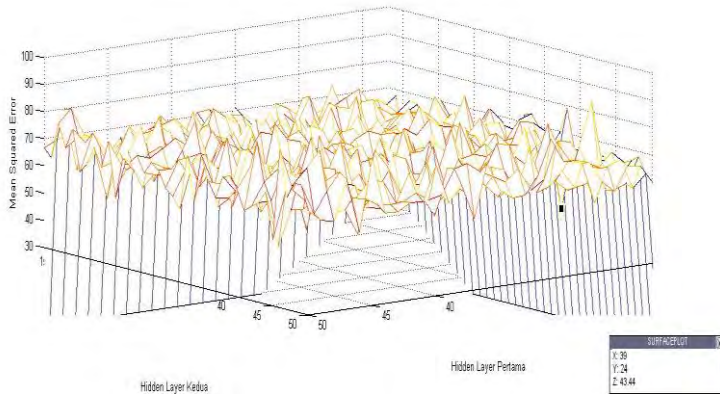
KORELASI INPUT MINYAK ISOLASI DENGAN INDEKS KESEHATAN TRAF0		Breakdown Voltage	Water Content	Acid	Interfacial Tension	Indeks Kesehatan Trafo
Indeks Kesehatan Trafo	Pearson Correlation	.453**	-.664**	-.695**	.655**	1
	Sig. (2-tailed)	.000	.000	.000	.000	

Dari hasil analisis tersebut didapatkan bahwa keempat masukan berkorelasi signifikan dengan nilai Indeks Kesehatan Trafo. Kemudian diambil 3 masukan yang memiliki nilai Pearson Correlation mendekati 1 atau -1, yaitu Water content, Acid, dan Interfacial Tension.

### 3.3.2 Menentukan Jumlah Neuron Hidden Layer

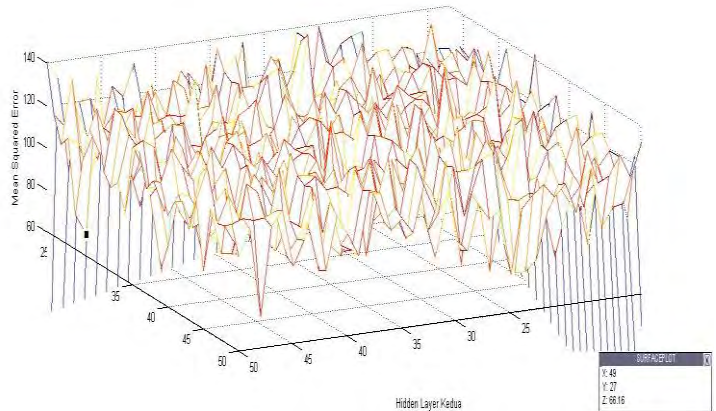
Jumlah hidden layer yang akan digunakan adalah 2 buah, dengan pemilihan jumlah neuron pada tiap hidden layer dilakukan dengan melatih neural network menggunakan beberapa variasi jumlah neuron.

Kombinasi untuk hidden layer pertama dipilih antara 23 hingga 50, sedangkan untuk hidden layer kedua dipilih antara 13 hingga 50. Dari hasil pelatihan dicari kemungkinan kombinasi yang memiliki nilai Mean Squared Error yang paling kecil, untuk kemudian ditetapkan pada neural network untuk sistem klasifikasi. Hasil MSE berbagai kombinasi hidden layer diperlihatkan pada tabel 3.9:



**Gambar 3.5** Nilai MSE dengan berbagai jumlah kombinasi hidden layer untuk masukan DGA

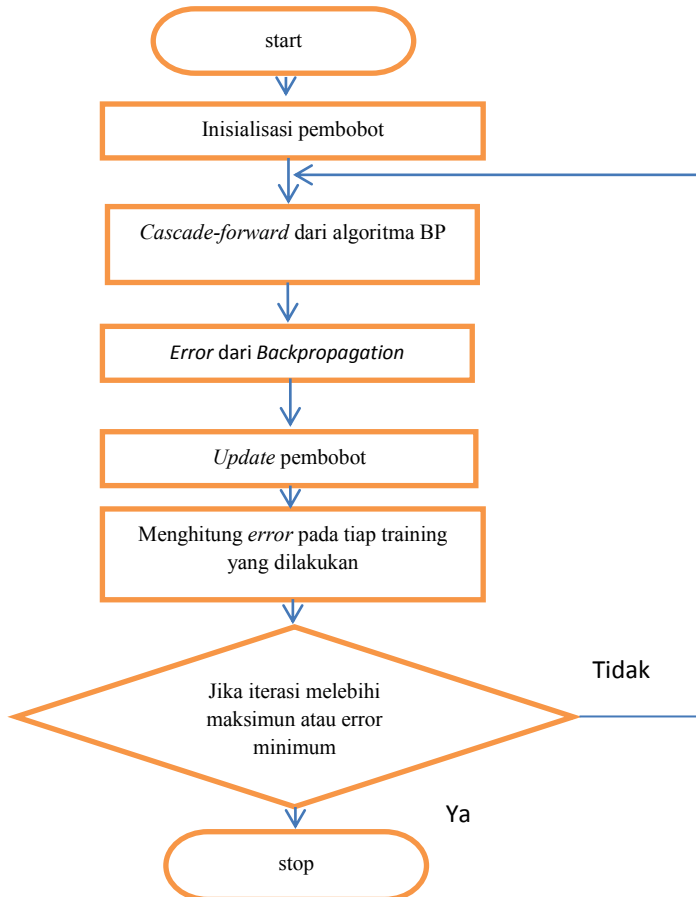
Untuk masukan DGA, nilai MSE terkecil sebesar 66.16208 didapatkan pada kombinasi hidden layer pertama dan kedua yang berjumlah 27 dan 49. selanjutnya dilakukan hal yang sama untuk masukan Minyak Trafo, diperlihatkan pada tabel 3.10:



**Gambar 3.6** Nilai MSE dengan berbagai jumlah kombinasi hidden layer untuk masukan Minyak Isolasi Trafo

Untuk masukan Minyak Isolasi Trafo, nilai MSE terkecil sebesar 43.44204 didapatkan pada kombinasi hidden layer pertama dan kedua yang berjumlah 24 dan 39.

Neural Network yang akan digunakan adalah jenis *Cascade-forward* dengan fungsi pembelajaran *Levenberg-Marquardt* (trainlm). Secara umum proses pelatihan algoritma jenis backpropagation digambarkan sebagai berikut:



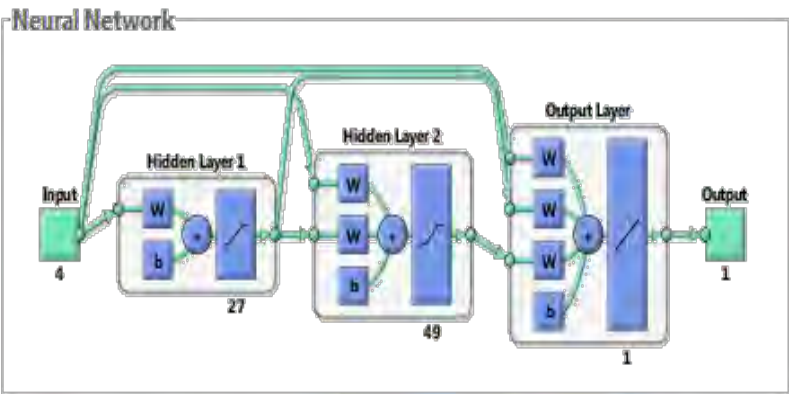
**Gambar 3.7** Diagram Algoritma ANN *Backpropagation*

Dengan demikian, seluruh spesifikasi neural network untuk analisis Indeks Kesehatan Trafo untuk parameter DGA telah ditentukan dan dirangkum dalam tabel berikut:

**Tabel 3.9** Spesifikasi Neural Network untuk Parameter DGA

Jumlah Data Input	Data Training = 295 buah Data Testing = 73 buah
Input Layer	4 Neuron
Hidden Layer	Hidden Layer Pertama = 27 Neuron Hidden Layer Kedua = 49 Neuron
Output Layer	1 Neuron
Fungsi Aktivasi	tansig
Fungsi Pembelajaran	Training Levenberg-Marquardt

Untuk arsitektur neural network hasil perancangan ditampilkan pada gambar berikut:



**Gambar 3.8** Arsitektur Neural Network untuk Parameter DGA

## BAB IV ANALISIS DAN DIAGNOSIS TRANSFORMATOR DAYA

### 4.1 Hasil Indeks Kesehatan Transformator

Dengan penerapan metode yang sama seperti pada bab 3.2 Perhitungan Indeks Kesehatan Transformator, dilakukan perhitungan dalam *software excel* terhadap 368 unit data *sample* transformator daya. Maka didapatkan hasil lima buah kategori kondisi transformator daya. Untuk jumlah masing-masing transformator setiap kategori dijelaskan pada Tabel 4.1.

**Tabel 4.1** Hasil Penilaian Indeks Kesehatan Transformator

KATEGORI	JUMLAH TRAF0
Sangat Bagus	219
Bagus	62
Cukup	47
Jelek	31
Sangat Jelek	9
Jumlah Trafo	368

Dari perhitungan didapat nilai yang bervariasi antara *range* nilai terendah adalah 11,9 dan nilai tertinggi adalah 100. Transformator yang berada dalam kategori sangat bagus berjumlah 219 unit dengan *range* nilai antara 85,71–100. Transformator dalam kategori bagus berjumlah 62 unit dengan *range* nilai antara 71,42–82,14. Sedangkan untuk kategori cukup didapatkan sejumlah 47 unit dengan *range* nilai antara 51,19–69,04. Transformator yang berada dalam kategori jelek dan sangat jelek adalah berjumlah masing-masing 31 unit dan 9 unit.

Jika dihitung dalam persen, jumlah trafo yang berada pada kondisi sangat bagus dan bagus adalah 76%. Untuk trafo yang berada dalam kondisi tidak sehat yakni dalam kategori jelek dan sangat jelek adalah 11%. Sedangkan trafo yang berkategori cukup adalah sebanyak 13%. Maka dapat disimpulkan bahwa rata-rata transformator daya berada pada kondisi sehat. Penjelasan dapat dilihat pada Tabel 4.2.

**Tabel 4.2** Rincian Hasil Indeks Kesehatan Transformator

Kondisi	Batas Nilai	Nilai IK	Jumlah Trafo	Sub Total
Sangat Bagus	100 -85	100	144	219 Unit
		94,04	9	
		92,85	15	
		88,09	32	
		86,90	1	
		85,71	18	
Bagus	85-70	82,14	2	62 Unit
		80,95	4	
		79,76	9	
		78,57	2	
		76,19	35	
		75	1	
		73,86	5	
		72,61	2	
Cukup	70-50	71,42	2	47 Unit
		69,04	2	
		67,85	3	
		64,28	15	
		63,09	1	
		61,90	3	
		57,14	2	
		55,95	9	
		54,76	6	
Jelek	50-30	52,38	1	31 Unit
		51,19	1	
		50	5	
		47,61	4	
		44,04	9	
		42,85	5	
		38,09	2	
		36,90	2	
Sangat Jelek	30-0	35,71	2	9 Unit
		30,95	2	
		29,76	3	
		25	1	
		19,04	1	
		17,85	1	
		11,9	3	
Jumlah Total				368 Unit

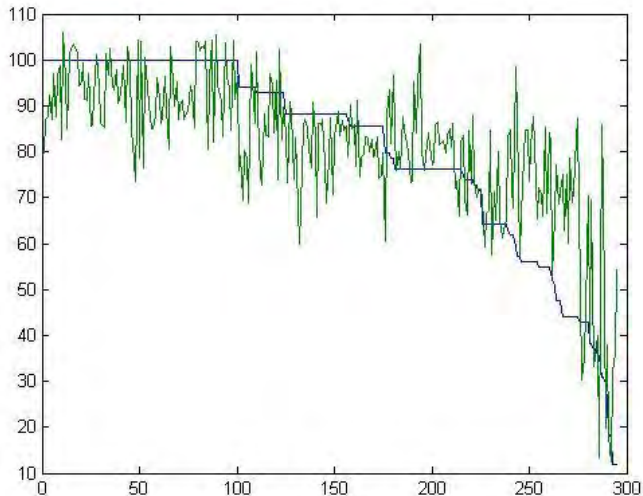
## 4.2 Hasil *Artificial Neural Network*

Setelah didapat nilai Indeks Kesehatan Trafo dengan perhitungan manual, selanjutnya akan dibandingkan dengan nilai Indeks Kesehatan Trafo yang didapat dengan *Artificial Neural Network*.

Dari 368 data sample yang ada, sebanyak 295 data akan digunakan sebagai data training dengan rincian kondisi trafo sangat bagus, bagus, cukup, jelek, dan sangat jelek sebanyak 175, 50, 38, 25, dan 7 buah. 73 data digunakan sebagai data testing dengan rincian kondisi trafo sangat bagus, bagus, cukup, jelek dan sangat jelek sebanyak 44, 12, 9, 6, dan 2 buah.

### 4.2.1 Pengujian Neural Network DGA

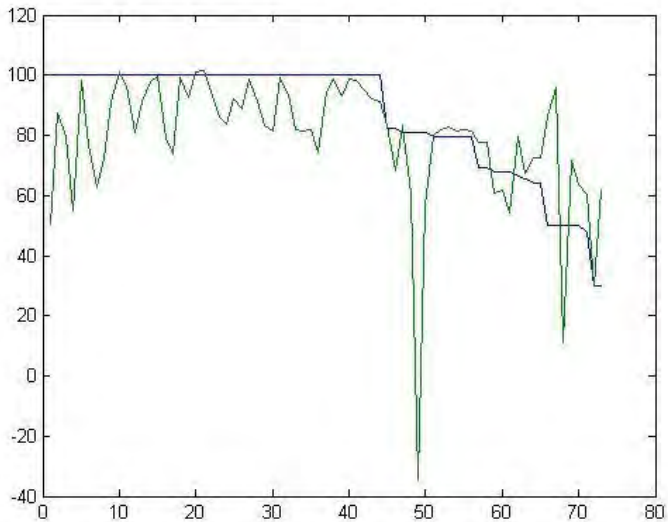
Setelah di-run, hasil training untuk 295 data trafo seperti pada gambar berikut, dimana garis biru adalah data aktual dan garis hijau adalah hasil perhitungan neural network:



**Gambar 4.1** Hasil Training 295 data untuk parameter input DGA

Dari hasil training didapatkan ketepatan hasil antara data aktual dengan hasil neural network adalah sebanyak 155 data, dalam persentase sebesar 52.54%.

Selanjutnya dilakukan testing untuk 73 data trafo menggunakan network yang didapatkan dari hasil training sebelumnya, maka didapatkan hasil seperti pada gambar berikut :



**Gambar 4.2** Hasil Testing 73 data untuk parameter input DGA

Dari hasil testing didapatkan ketepatan hasil antara data aktual dengan hasil neural network adalah sebanyak 39 data, dalam persentase sebesar 53.42%. Hasil perhitungan Positive Predictive Value adalah seperti pada gambar berikut:

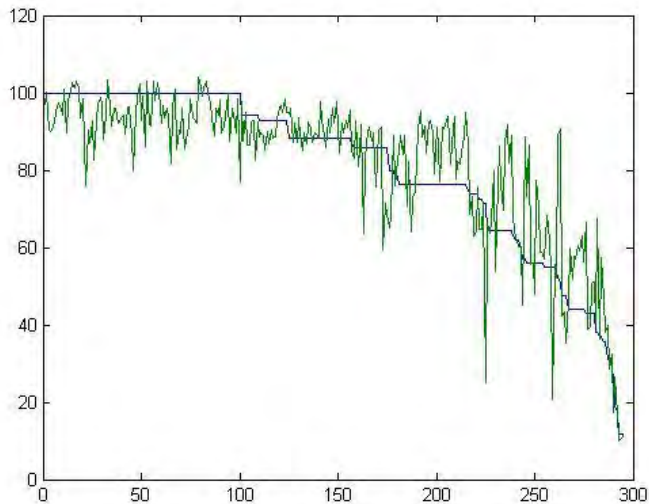


Perhitungan Health Index Transformator berbasis NN berdasarkan nilai DGA		Train					Test					PPV
		A	B	C	D	E	A	B	C	D	E	
HASIL PERHITUNGAN	A	87	56	6	-	-	25	13	3	-	-	51,1%
	B	10	34	5	-	-	-	8	3	-	-	67,7%
	C	4	16	18	-	-	-	5	4	-	-	46,8%
	D	2	9	5	8	1	2	1	2	-	1	25,8%
	E	-	-	1	3	3	-	-	1	-	1	44,4%

**Gambar 4.3** Positive Predictive Value untuk parameter input DGA

#### 4.2.1 Pengujian Neural Network Minyak Isolasi

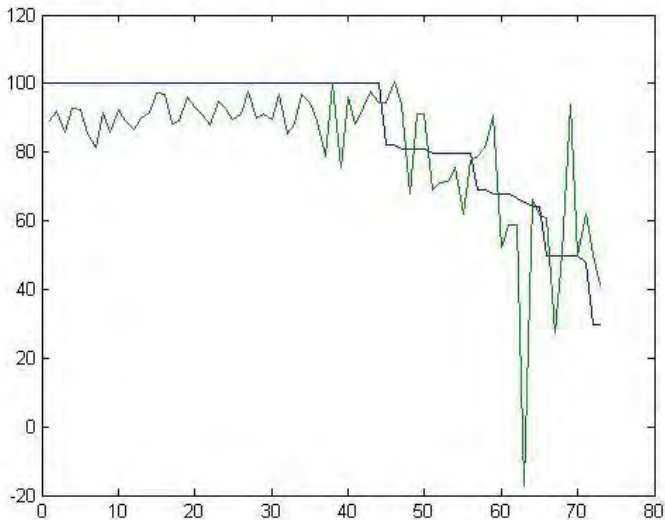
Setelah di-run, hasil training untuk 295 data trafo seperti pada gambar berikut:



**Gambar 4.4** Hasil Training 295 data untuk parameter input Minyak Isolasi Trafo

Dari hasil training didapatkan ketepatan hasil antara data aktual dengan hasil neural network adalah sebanyak 198 data, dalam persentase sebesar 67.11%.

Selanjutnya dilakukan testing untuk 73 data trafo menggunakan network yang didapatkan dari hasil training sebelumnya, maka didapatkan hasil seperti pada gambar berikut:



**Gambar 4.5** Hasil Testing 73 data untuk parameter input Minyak Trafo

Dari hasil testing didapatkan ketepatan hasil antara data aktual dengan hasil neural network adalah sebanyak 51 data, dalam persentase sebesar 69.86%. Hasil perhitungan Positive Predictive Value adalah seperti pada gambar berikut:

Perhitungan Health Index Transformator berbasis NN berdasarkan nilai OIL		Train					Test					PPV
		A	B	C	D	E	A	B	C	D	E	
HASIL PERHITUNGAN	A	140	14	3	-	-	40	3	-	-	-	82,1%
	B	22	19	8	-	-	4	4	3	-	-	37,1%
	C	8	6	21	2	1	1	2	5	-	-	55,3%
	D	-	-	13	11	1	1	-	3	1	1	38,7%
	E	-	-	-	1	6	-	-	1	1	-	66,6%

**Gambar 4.6** Positive Predictive Value untuk parameter input Minyak Isolasi

*Halaman ini sengaja dikosongkan*

## BAB V PENUTUP

### 5.1 Kesimpulan

Kesimpulan yang dapat diambil dari diagnosis transformator daya menggunakan Indeks Kesehatan Transformator ini adalah :

1. Indeks Kesehatan Transformator membagi kondisi transformator daya menjadi lima buah kategori. Kategori ini adalah sangat bagus, bagus, cukup, jelek, dan sangat jelek. Hasil perhitungan pada 368 unit data menunjukkan bahwa kategori sangat bagus berjumlah 219 unit, kategori bagus berjumlah 62 unit, kategori cukup berjumlah 47 unit, kategori jelek berjumlah 31 unit dan kategori sangat jelek berjumlah 9 unit.
2. Jumlah transformator dalam kondisi sehat yakni transformator yang berada pada kategori sangat bagus dan bagus adalah 76 %. Untuk transformator yang berada dalam kondisi tidak sehat yakni dalam kategori jelek dan sangat jelek adalah 11 %. Sedangkan transformator yang berkategori waspada atau berkategori cukup adalah 13 %. Maka dapat disimpulkan rata-rata transformator daya berada pada kondisi sehat.
3. Dengan metode *Artificial Neural Network*, didapatkan hasil ketepatan antara data aktual dan hasil neural network untuk masukan DGA sebesar 53,42% , masukan Minyak Isolasi sebesar 69,86%. Maka dapat disimpulkan bahwa masukan Minyak Isolasi memiliki tingkat kesalahan terkecil saat nilai hasil perhitungan *Neural Network* dibandingkan dengan target output nilai hasil perhitungan manual Indeks Kesehatan Trafo.

## 5.2 Saran

Saran yang dapat diambil dari penelitian ini adalah bahwa hasil metode Indeks Kesehatan Transformator berbasis *Neural Network* memiliki kekurangan yaitu tidak mengetahui jenis kegagalan yang terjadi, tetapi hanya memberikan diagnosis kondisi kesehatan transformator secara umum. Oleh karena itu dibutuhkan analisis tambahan untuk mengetahui jenis kemungkinan kegagalan yang terjadi pada komponen transformator daya.

## LAMPIRAN

Listing Matlab *Artificial Neural Network*  
untuk menentukan jumlah neuron *hidden layer*

```
Data=xlsread('dga.xlsx','train');
ptr = Data(1:end,1:7)';
ttr= Data(1:end,8)';
input1=ptr*1.05
output1=Data(:,8)';%ttr*1.05
input2=Data(:,1:7)';
output2=Data(:,8)';

v.P=input1; v.T=output1;      % Validationorn
t.P=input2; t.T=output2;      % Testing
persem=1000;

for i=23:1:50
    layer1=i

    for j=13:1:50

        layer2=j
        persem(i,j)=1000;

        for k=1:30
            layer1=i
            layer2=j

            net=newcf(ptr,ttr,[i j]);
            net.trainParam.epochs = 100;
            net.trainParam.goal = 0.00001;

            net= train(net,ptr,ttr);
            y2 = sim(net,ptr);
            e=ttr-y2;
            perf = mse(e);
```

```

        if perf<=40;
            k=30;
        elseif perf<persem(i,j)
            persem(i,j)=perf
            %simpannet(i,j)=net;
            k=k+1
        else
            k=k+1
        end

    end

end

save DGA50x50
end

```



Listing Matlab *Artificial Neural Network*  
untuk training dan testing

```
Data=xlsread('dga.xlsx','train');
ptr = Data(1:295,2:5)';
ttr= Data(1:295,8)';
input1=ptr*1.05
output1=ttr*1.05
Dat=xlsread('dga.xlsx','test');
input2=Dat(1:73,2:5)';
output2=Dat(1:73,8)';

v.P=input1; v.T=output1;      % Validation
t.P=input2; t.T=output2;      % Testing

persem=1000;
persem2939=1000;

for i=1:50

    net = newcf(ptr,ttr,[27 49]);
    %net = train(net,ptr,ttr);
    net.trainParam.epochs=2000;
net.trainParam.lr=0.1;
net.trainParam.mc=0.5;
net.trainParam.goal=2e-3;
net.trainParam.show=100;
net.trainParam.max_fail=6;

net = train(net,ptr,ttr);

y2 = sim(net,ptr);
banding=[ttr' y2'];
selisih=abs(ttr'-y2');
e=ttr-y2;
```

```

perf = mse(e);

if perf<=10;
i=100;

elseif perf<persem2939
    persem2939=perf;
    simpannet2939=net;
    i=i+1;

else
    i=i+1;
end
updatesalah=persem2939
iterasi=i
end

y2939 = sim(simpannet2939,input2);
banding2939=[output2' y2939'];
selisih2939=abs (output2'-y2939');

save traintest.mat

```

## DAFTAR PUSTAKA

- [1]. A. Jahromi, R. Piercy, S. Cress, J. Service, and W. Fan, "*An approach to power transformer asset management using health index*," Electrical Insulation Journal & Magazine, IEEE, vol. 25, pp. 20-34, 2009.
- [2] *ABB Service Handbook for Transformers*, 2nd ed., Zurich, Switzerland: ABB Management Service, Ltd., 2007.
- [3]. M. Wang and K. D. Srivastava, "*Review of condition assessment of power transformers in service*," IEEE Electr. Insul. Mag., vol. 18, no. 6, pp. 12–25 Nov./Dec. 2002.
- [4]. T. K. Saha, "*Review of modern diagnostic techniques for assessing insulation condition in aged transformers*," IEEE Trans. Dielectr. Electr. Insul., vol. 10, no. 5, pp. 903–917, Oct. 2003.
- [5]. T. Hjartarson and S. Otal, "*Predicting future asset condition based on current health index and maintenance level*," presented at 11th IEEE Conf. Transmission & Distribution Construction, Operation and Live-Line Maintenance, Albuquerque, NM, Oct. 2006.
- [6]. A. Naderian, S. Cress, and R. Peiracy, "*An approach to determine the health index of power transformers*," in Proc. IEEE Int. Symp. Electrical Insulation, Jun. 2008, Vancouver, Canada, pp. 192–196.
- [7]. CIGRE Working Group 05, "*An international survey of failures in large power transformers in service*," *Electra*, no. 88, pp. 21–48, May 1983.
- [8]. I. Höhle, A. J. Kachler, S. Tenbohlen, and T. Leibfried, "*Transformer life management German experience with condition assessment*," Contribution for CIGRE SC12/A2, Jun. 2003.
- [9]. K. T. Muthanna, A. Sarkar, K. Das, and K. Waldner, "*Transformer insulation life assessment*," IEEE Trans. Power Del., vol. 21, no. 1, pp. 150–156, Jan. 2006.
- [10] "*Panduan Pemeliharaan Trafo Tenaga*", No. Dok P3B/O&M Trafo/001 .01, PT. PLN (Persero) P3B, Juni 2003.

- [11]. “*Standar Spesifikasi Trafo Tegangan Tinggi*”, SPLN 61 : 1997.
- [12]. Transformer Committee of the IEEE Power & Energy Engineering Society. 2008. *IEEE Guide for the Interpretation of Gases Generated in Oil-Immersed Transformers*. IEEE Standard C57.104-2008.
- [13]. IEEE Guide for Acceptance and Maintenance of Insulating Oil in Equipment. IEEE Standard 4231509 - C57.106-2006
- [14]. United States Departement of The Interior Bureau of Reclamation. *Facilities Instructions, Standards, And Techniques Volume 3-31 : Transformer Diagnostics*, June 2003
- [15]. Usman, H. dan R. Purnomo Setiady Akbar. “*Pengantar Statistika*”. Jakarta : Bumi Aksara. 2000.
- [16]. P.T. PLN – PUSLITBANG (Perusahaan Listrik Negara- Pusat Penelitian dan Pengembangan Ketenagalistrikan). Indonesia. 2013.
- [17]. Fernando Rios Guitierrez dan Yahia F. Makableh, 2011, ”Efficient Position Control of DC Servomotor Using Backpropagation Neural Network”, 7<sup>th</sup> International Conference on Natural Computation, 2011.

## **RIWAYAT PENULIS**



Gaffar Lutfi Sutaryono dilahirkan di kota Melbourne, 30 Januari 1992. Putra dari pasangan Yusuf Akhyar Sutaryono dan IGA Widhiani ini menghabiskan masa kecilnya di kota Mataram, NTB. Ia memulai jenjang pendidikannya di SDN 26 Mataram dan melanjutkan pendidikan di SMP Negeri 2 Mataram. Tahun 2006, penulis diterima sebagai siswa SMA Negeri 1 Mataram hingga lulus tahun 2009. Pada tahun yang sama penulis masuk ke Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya jurusan Teknik Elektro dan mengambil bidang studi Teknik Sistem Tenaga.

Penulis dapat dihubungi melalui email : [gaffarlutfi@gmail.com](mailto:gaffarlutfi@gmail.com)

*Halaman ini sengaja dikosongkan*